

**COORDINADORA NACIONAL PARA LA REDUCCIÓN DE  
DESASTRES**

**CONRED**

**ESTUDIO DE VULNERABILIDAD DE CUENCAS MENORES  
ESTUDIO HIDROLÓGICO Y SISTEMA DE ALERTA TEMPRANA**

**CUENCA DEL RIO MADRE VIEJA**

**ELABORADO POR**



**GEOPETROL, S. A.**

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE GUATEMALA

Ambiente y Desarrollo

**GUATEMALA, MAYO 2001**

## TABLA DE CONTENIDO

<b>1.</b>	<b>INTRODUCCIÓN</b>	<b>1</b>
1.1	INFORMACIÓN BÁSICA	1
1.1.1	GEOMORFOLOGÍA DE LA CUENCA	1
1.1.2	AFLUENTES	2
1.1.3	INSTRUMENTACIÓN EXISTENTE	2
1.2	ANÁLISIS HIDROLÓGICO	8
1.2.1	METODOLOGÍA	8
1.2.2	RESULTADOS OBTENIDOS	11
<b>2</b>	<b>METODOLOGÍA PARA EL DISEÑO DE SISTEMAS DE ALERTA TEMPRANA</b>	<b>14</b>
2.1	SISTEMAS DE PREDICCIÓN DE AVENIDAS	14
2.2	MODELOS HIDROLÓGICOS DE SIMULACIÓN	14
2.2.1	LLUVIA ESCURRIMIENTO	15
2.2.2	TRÁNSITO DE AVENIDAS	15
2.3	PREDICCIÓN MEDIANTE RECONOCIMIENTO DE PATRONES	15
2.4	METODOLOGIA PARA LA SELECCIÓN, CALIBRACIÓN Y OPERACIÓN DE UN MODELO	16
2.4.1	ANÁLISIS PRELIMINAR	16
2.4.2	ANÁLISIS DEL PROCESO DE LLUVIA Y ESCURRIMIENTO EN LAS CUENCAS	17
2.4.3	SELECCIÓN DE LOS MODELOS A UTILIZAR	17
2.4.4	CALIBRACIÓN Y PRUEBAS	17
2.4.5	OPERACIÓN	18
<b>3.</b>	<b>PROPUESTA DE UN SISTEMA DE ALERTA TEMPRANA</b>	<b>23</b>
3.1	REDES NEURONALES	23
3.1.1	INTRODUCCIÓN	23
3.1.2	CARACTERÍSTICAS DE LAS REDES NEURONALES	23
3.1.3	MODELADO DE SISTEMAS UTILIZANDO REDES NEURONALES	24
3.1.4	RED NEURONAL DE RETROPROPAGACIÓN	24
3.1.5	CONSTRUCCIÓN DE UN MODELO DE RED NEURONAL DE RETROPROPAGACIÓN	25
3.2	EJMPLO NUMÉRICO	28
3.2.1	PROBLEMA A RESOLVER	28
3.2.2	TAMAÑO Y ESTRUCTURA DE DATOS	28
3.2.3	PROCESAMIENTO DE LOS DATOS Y FORMACIÓN DE PATRONES	29
3.2.4	ENTRENAMIENTO Y PREDICCIÓN	29

3.2.5	USO DEL PROGRAMA DE CÓMPUTO	30
3.3	DISEÑO DE PROPUESTA, CUENCA JONES	36
3.3.1	PUNTOS DE MEDICIÓN	36
3.3.2	INSTRUMENTOS DE MEDICIÓN	36
3.3.3	OPERACIÓN DEL SISTEMA DE ALERTA	37
3.4	MODELO CUENCA MADRE VIEJA	38
3.4.1	PROPÓSITO DEL MODELO	38
3.4.2	TAMAÑO DE LA RED Y ESTRUCTURA DE DATOS	38
3.4.3	FORMACIÓN DE PATRONES	39
3.4.4	ENTRENAMIENTO Y PREDICCIÓN	39

## **4. REFERENCIAS 42**

**ESTUDIO DE VULNERABILIDAD DE CUENCAS MENORES**  
**ESTUDIO HIDROLÓGICO Y SISTEMA DE ALERTA TEMPRANA**  
**CUENCA RIO MADRE VIEJA**

## **1. INTRODUCCIÓN**

La cuenca del río Madre Vieja es una cuenca alargada, con una longitud de aproximadamente 90 kilómetros. Tiene un área de cerca de 900 km<sup>2</sup>. La cuenca se puede dividir en cuenca alta, media y baja de acuerdo a la topografía. Se caracteriza por tener un gran desnivel desde sus partes más altas, en el norte de la cuenca y al oeste en el volcán Atitlán, hasta las poblaciones de Patulul y Cocales.

En la ciudad de Patulul y aguas más abajo de esta población, existen zonas susceptibles de padecer inundaciones. Tomando en cuenta las características de la respuesta hidrológica de la cuenca y la ubicación de dichos sitios y poblados, se propone un sistema de alerta basado en la medición de niveles en los principales afluentes, que permitirá avisar a los pobladores con varias horas de anticipación.

### **1.1 INFORMACIÓN BÁSICA**

#### **1.1.1 GEOMORFOLOGÍA DE LA CUENCA**

Topografía: La cuenca se puede dividir en tres partes de acuerdo a la topografía. Cuenca alta desde los 2800 msnm hasta los 900 msnm. Cuenca media desde los 900 msnm hasta la población de Cocales a una altitud de 200 msnm. Y cuenca baja desde la población de Cocales hasta la desembocadura en el mar. En la gráfica correspondiente se muestra un esquema de la pendiente del cauce principal.

Area: La cuenca tiene un área de aproximadamente 900 km<sup>2</sup>.

Litología: La litología de la cuenca en su parte media y alta esta compuesta por rocas volcánicas principalmente.

## **1.1.2 AFLUENTES**

### **1.1.2.1 Cuenca alta**

El río Madre vieja toma este nombre en la unión de los ríos Los Molinos y Los Chocoyos, a una altitud de aproximada de 1800 msnm. Entre dicha altitud y los 900 msnm están dos afluentes poco importantes, provenientes del volcán Atitlán y otro afluente del flanco opuesto del volcán, el río San Jorge.

### **1.1.2.2 Cuenca media**

Entre los 900 msnm y la población de Patulul, el río recibe varios afluentes provenientes del mismo volcán; los ríos Santa Teresa, Quixayá, Los Tarrales y el San Lázaro-Lutiyá. Cerca de la mencionada ciudad recibe un afluente menor, el río Liboyá. Entre la población de Patulul y Cocales está otro afluente, el río Susu.

### **1.1.2.3 Cuenca baja**

En la cuenca baja el río recibe un afluente importante, el río Chipó.

## **1.1.3 INSTRUMENTACIÓN EXISTENTE**

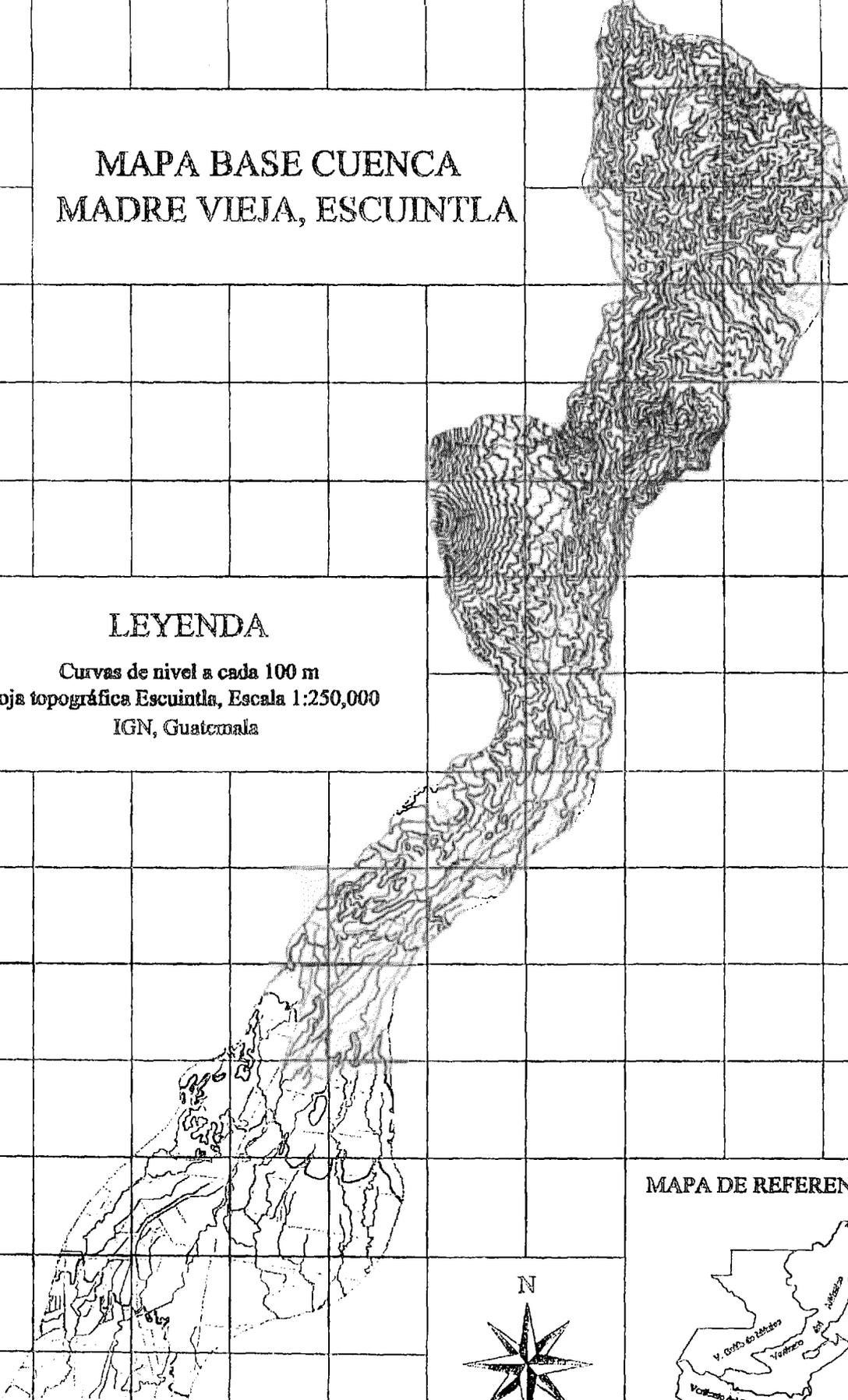
La cuenca cuenta con varias estaciones climatológicas, como se puede ver en la tabla y su ubicación en el mapa. La cuenca cuenta con datos de caudales medidos en estaciones hidrométricas que han funcionado por periodos cortos, las cuales fueron abandonadas.

La cuenca es afectada por lluvias de mayo a octubre ocasionadas por ondas tropicales, que se caracterizan por ser lluvias de gran intensidad y de corta duración (2 a 6 horas), así como por ciclones, depresiones y tormentas tropicales, que en general son de menor intensidad y mayor duración que las anteriores. También en los meses de noviembre a marzo

# MAPA BASE CUENCA MADRE VIEJA, ESCUINTLA

## LEYENDA

Curvas de nivel a cada 100 m  
Hoja topográfica Escuintla, Escala 1:250,000  
IGN, Guatemala



## MAPA DE REFERENCIA



1,565,000mN  
1,575,000mN  
1,585,000mN  
1,595,000mN  
1,605,000mN  
1,615,000mN  
1,625,000mN  
1,635,000mN  
1,645,000mN

1,570,000mE  
1,580,000mE  
1,590,000mE  
1,600,000mE  
1,610,000mE  
1,620,000mE  
1,630,000mE  
1,640,000mE  
1,650,000mE

670,000mE 680,000mE 690,000mE 700,000mE 710,000mE 720,000mE

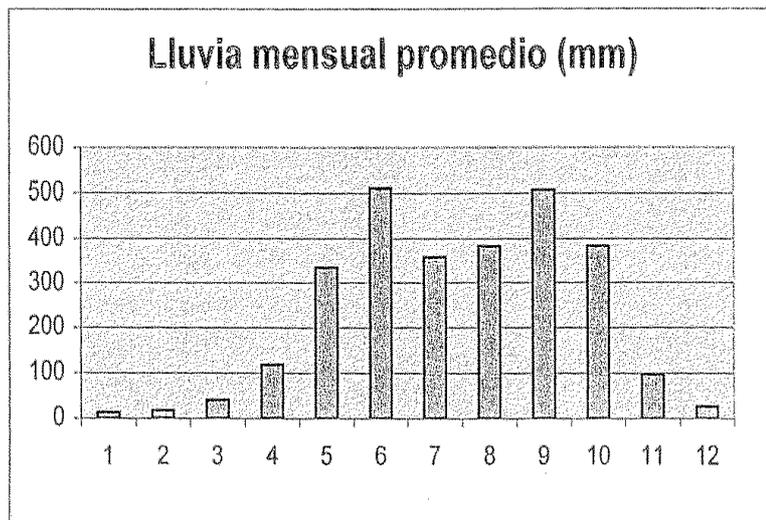
ocurren lluvias producidas por frentes fríos que se caracterizan por ser lluvias de muy baja intensidad y de larga duración.

#### **1.1.3.1 Promedios mensuales de lluvias**

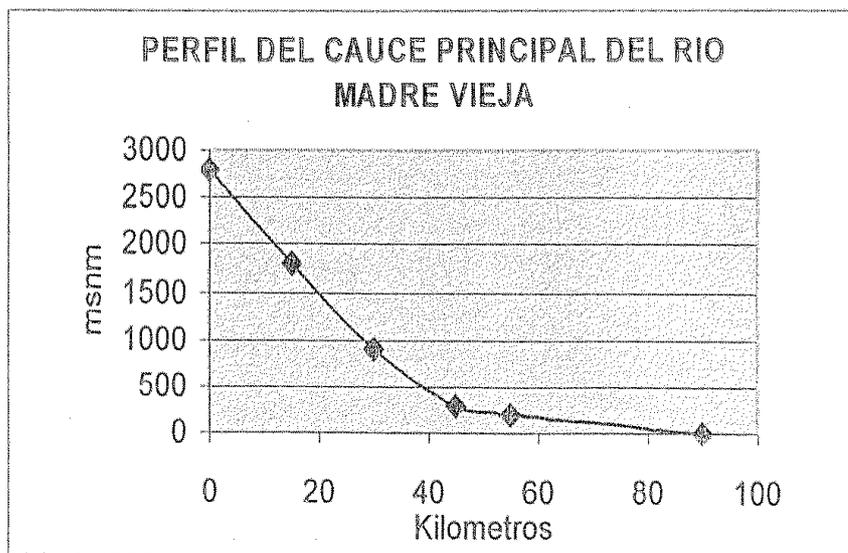
Se obtuvieron los promedios mensuales de las estaciones ubicadas en la cuenca. Los valores obtenidos se muestran en la Tabla 1.1. Los promedios mensuales de lluvia son más altos en los meses de Junio y Septiembre, como se puede ver en la Gráfica No. 1.1. En consecuencia las mayores avenidas se pueden producir en los dichos meses.

En la parte media, de Cocalles hasta una altitud de 900 msnm, llueve más que en la parte alta, y también que la parte baja. En la parte de los 900 a los 1800, no hay información de lluvia. Es posible que la lluvia tienda disminuir a partir de los 900 msnm hasta los valores de la parte más alta .

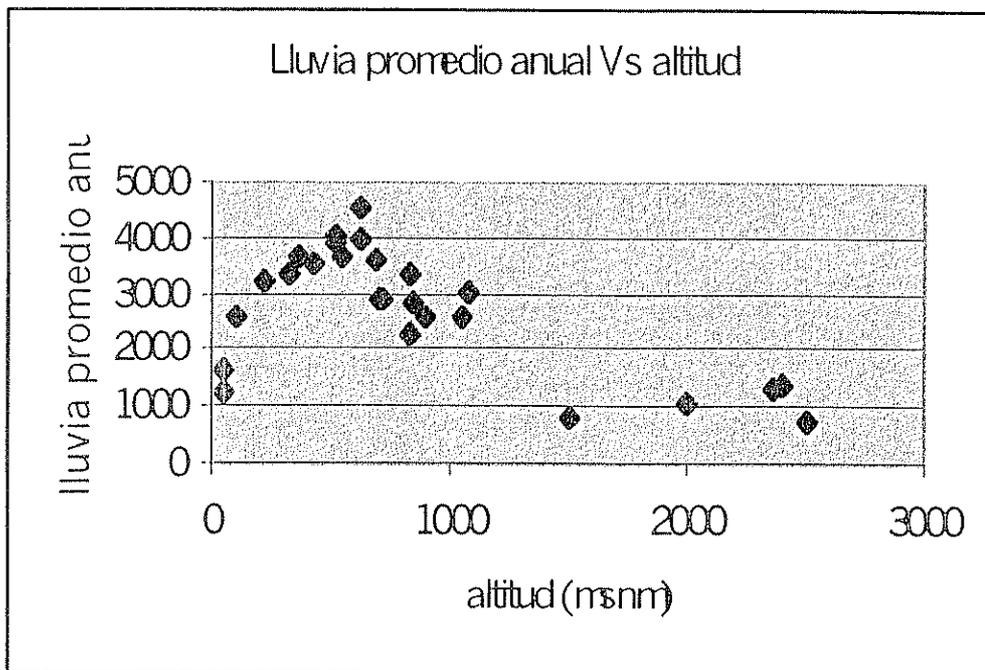
La orografía de una cuenca tiene un fuerte influencia en la distribución espacial de la lluvia. Los cambios en la pendiente del terreno provocan convección en los sistemas meteorológicos. Esto es, éstos tienden a elevarse, lo que provoca enfriamiento y en consecuencia precipitación. De manera que los sistemas tienden a desecar la mayor parte de la humedad que transportan, en las partes donde se inician los cambios de pendiente más fuertes.



**Gráfica No. 1.1**



**Gráfica No. 1.2**



**Gráfica No. 1.3**

Tabla 1.1

Estaciones climatológicas, promedios mensuales y anuales (en mm)

Clave	Nombre	Lat	Lon	Periodo	Años	E	F	M	A
301302	CHICHÓY	144700	910300	1966 - 1968	2	10	5	0	0
301505	LA GIRALDA	141600	910000	1966 - 1968	2	2	4	30	50
301301	VISTA BELLA	144700	905800	1964 - 1968	3	0	2	7	24
301303	LOS CHOCOYOS	144200	910300	1966 - 1966	1	0	0	0	0
140701	CHUACORRAL	145900	905100	1952 - 1960	5	1	0	12	17
30707	SN.CARLOSMIRAMAR	143026	910435	1951 - 1978	15	16	31	34	118
180101	EL VALLE	142500	901500	1936 - 2934	7	2	1	3	77
30709	SANTA ANITA PHC.	143224	910539	1975 - 1979	3	0	25	58	127
200404	LOS TARRALES	143100	900820	1934 - 1968	18	23	20	48	109
30704	COSTA RICA	143030	910500	1934 - 1974	11	5	23	46	64
30701	COSTA RICA	143030	910500	1960 - 1977	9	13	24	24	159
30706	MIRANDILLA	142935	910525	1958 - 1978	11	15	33	31	138
30705	LA TORRE	142900	910400	1957 - 1978	12	28	26	38	142
131102	SN.ANTONIMORAZAN	144000	910700	1957 - 1968	6	7	28	49	223
301206	PEÑA PLATA3	142700	910500	1960 - 1968	5	15	16	36	182
200305	LA ABUNDANCIA	143500	912200	1938 - 1968	16	35	59	123	284
200409	SNTA.ELENASINACA	142600	910700	1937 - 1969	4	7	24	98	187
31203	LA CEIBA CH	142400	910400	1941 - 1945	3	16	1	83	109
201201	VERACRUZ	142700	910900	1948 - 1954	4	22	47	109	213
200410	SAN JULIAN	142800	910800	1960 - 1969	6	16	9	48	195
200407	SANTA CLARA	142400	910800	1952 - 1958	4	31	16	91	149
200405	PATULUL FICA	142500	911000	1934 - 1968	19	5	10	36	159
200403	COCALES	142300	911150	1955 - 1965	2	28	12	15	65
200602	SN.ANTONIOSIGUAC	142000	911800	1953 - 1968	8	7	1	18	95
51210	TIQUISATE	141400	912026	1968 - 1970	2	11	0	10	144
501203	N.CONCEPCION	141100	911800	1957 - 1957	1	0	0	2	8

**Tabla 1.1. Continuación**

Clave	M	J	J	A	S	O	N	D	Altitud	anual
301302	213	373	209	186	210	201	48	6	2500	730
301505	165	187	141	209	230	185	32	9	2400	1393
301301	160	306	176	205	267	153	39	10	2360	1351
301303	0	369	203	221	184	86	8	1	2000	1072
140701	104	211	112	125	128	131	8	0	1510	849
30707	392	628	385	351	571	383	83	24	1080	3036
180101	297	438	415	356	601	304	86	15	1050	2596
30709	168	430	398	501	591	197	110	9	900	2615
200404	350	602	357	346	618	327	93	29	840	2858
30704	303	481	276	249	496	304	40	12	834	2300
30701	420	695	399	431	592	357	159	24	834	3331
30706	454	756	377	331	581	345	113	25	720	2910
30705	430	680	403	355	583	392	88	22	700	2923
131102	436	499	441	427	632	663	175	30	690	3604
301206	524	716	507	581	725	499	115	59	620	3975
200305	517	808	589	649	838	725	249	125	620	4559
200409	305	717	394	570	698	485	120	21	540	3644
31203	639	471	415	539	680	425	112	78	520	3895
201201	622	629	449	477	668	620	121	51	520	4028
200410	389	763	333	518	679	527	108	48	425	3522
200407	450	604	544	514	562	545	134	32	360	3674
200405	416	599	426	413	559	541	140	32	331	3377
200403	330	514	454	516	504	585	175	13	220	3210
200602	292	366	370	399	453	532	56	24	100	2615
51210	72	273	237	313	260	379	86	1	55	1668
501203	240	150	293	186	288	79	3	0	50	1250

## 1.2 ANALISIS HIDROLÓGICO

### 1.2.1 METODOLOGÍA

Con base a la información disponible (topografía, modelo de elevación digital, datos mensuales y anuales de pluviometría y otros) y enfocado a la determinación de la vulnerabilidad de la población en cada una de las cuencas se realizaron los siguientes análisis:

#### 1.2.1.1 Cálculo de Isoyetas y Tiempos de Concentración (Tc).

Inicialmente se ubicaron las estaciones de medición pluviométrica en la superficie de la cuenca y se utilizaron los datos de Máxima Precipitación Mensual (MPM) y Precipitación Anual (MPA) (ver Mapa de Estaciones Pluviométricas). Con estos valores puntuales se hizo una interpolación para la generación de curvas (isoyetas) con iguales valores de precipitación (ver Mapa adjunto).

Además, se calculó el correspondiente valor Tc el cual corresponde al tiempo que tardaría la máxima precipitación pluvial en alcanzar puntos específicos de la cuenca. Por obvias razones se calcularon los valores de Tc para los principales centros poblados en la cuenca y luego se extrapolaron para generar un Mapa de Isocronas (ver Tablas y Mapas adjuntos). El Tc se calculó en base a la siguiente ecuación:

$$T_c = (0.0195) * (L^{0.77}) * (S^{-0.85})$$

en donde:

Tc = Tiempo de concentración (min)

L = Largo del río principal (m)

S = Distancia pesada = Largo del río/Diferencia de altitud

Con esta información es más efectiva la determinación de las zonas que más cantidad de precipitación aportan a la cuenca por lo que podrían ser las zonas más susceptibles de ser monitoreadas para propósitos de Alerta Temprana y también podrían definirse las poblaciones prioritarias para dar el alertamiento en función de sus Tc más cortos.

### **1.2.1.3 Determinación de máximo caudal anual (Mean Annual Flood, MAF) (Winjker, 2,000).**

El método MAF es un método cuantitativo para la determinación del período de retorno T para inundaciones expresado en años. Fue inicialmente desarrollado en Indonesia por lo que no puede ser utilizado con gran éxito en algunos lugares de condiciones climáticas extremas alrededor del mundo, sin embargo, las condiciones de Guatemala si parecen corresponder a las encontradas en aquella zona.

Como su nombre lo indica, el máximo caudal anual es el máximo valor registrado para un año en determinado punto de una corriente hídrica. Mientras que, el máximo caudal anual promedio es el máximo valor registrado promedio en un determinado período de tiempo, preferiblemente entre 10 a 20 años. Si los datos disponibles corresponden a intervalos de tiempo menores de 10 años el MAF puede ser calculado con métodos modificados en donde se involucran algunas otras variables como las características fisiográficas de la cuenca, aunque obviamente, la confiabilidad del método decrece con la poca disponibilidad de datos.

Cuando se ha calculado el máximo caudal anual promedio se puede calcular el período de retorno T (en años) para diferentes valores de caudales utilizando para ello la tabla de factor de crecimiento.

Dependiendo de la disponibilidad y tipo de datos puede utilizarse el método MAF original ó los métodos derivados:

- MAF para intervalos amplios de datos (series de 10 a 20 años).
- MAF para intervalos cortos de datos (4 a 10 años): Método POT (*Peak over threshold*).
- MAF de datos medidos en cuencas adyacentes.
- MAF de características de la cuenca y datos de precipitación.

En este estudio fue utilizado este último método debido a que solamente se cuentan con datos de precipitación pluvial y características fisiográficas de las cuencas. La fórmula utilizada es la siguiente:

$$MAF = 8 \times 10^{-6} A^v * APBAR^{2.445} * SIMS^{0.117} * (1+LAKE)^{-0.85}$$

$$v = 1.02 - 0.0275 * \text{Log}_{10} A$$

donde:

- A = Area de la cuenca (km<sup>2</sup>),  
 APBAR = Precipitación máxima diaria para un período anual (mm),  
 SIMS = H/MSL = Diferencia de altitud entre el punto más alto del río principal y el punto de interés río abajo (m)/Longitud del río principal (km),  
 LAKE = Area ocupada por lagos, lagunas, embalses, etc./Area de la cuenca.

Habiendo calculado el Máximo Caudal Anual Promedio se debe utilizar la tabla de factores de crecimiento para determinar el Período de Retorno T (en años).

TABLA No. 1.2

FACTORES DE CRECIMIENTO PARA EL MÉTODO MAF

Factores de Crecimiento para método MAF							
Período de Retorno	Area de la cuenca (km <sup>2</sup> )						
	T (años)	≤ 180	300	600	900	1,200	≥ 1,500
5		1.28	1.27	1.24	1.22	1.19	1.17
10		1.56	1.54	1.48	1.44	1.41	1.37
20		1.88	1.84	1.75	1.70	1.64	1.59
50		2.35	2.30	2.18	2.10	2.03	1.95
100		2.78	2.72	2.57	2.47	2.37	2.27
200		3.27	3.20	3.01	2.89	2.78	2.66
500		4.01	3.92	3.70	3.56	3.41	3.27
1,000		4.68	4.58	4.32	4.16	4.01	3.85

El Q<sub>T</sub> es entonces el MAF multiplicado por el Factor de Crecimiento.

## 1.2.2 RESULTADOS OBTENIDOS

### 1.2.2.1 Análisis de Máxima Precipitación Mensual (MPM) y Anual (MPA)(Isoyetas).

En la cuenca **Madre Vieja** se observan los valores de MPM y MPA hacia la zona sur-oriental lo cual se debe a que la mayoría de estaciones existentes se encuentran ubicadas en dicha región. Por lo tanto, los Tc obtenidos podrían considerarse muy aproximados para esta cuenca ya que más bien podrían corresponder a los de la cuenca del río Coyolate aunque para propósitos de este análisis puede considerarse válida la aproximación (ver Mapas).

**TABLA No. 1.3**

#### **ESTACIONES PLUVIOMETRICAS CUENCA MADRE VIEJA**

Nombre	Coord. Geográficas		Coord. UTM		Max. Mensual (mm)	Anual (mm)
	Latitud Norte	Longitud Oeste	Longitud (mE)	Latitud (mN)		
Chichoy	14.78°	91.05°	720,658	1,634,900	373	730
La Giralda	14.77°	91.00°	715,284	1,633,745	230	1,393
Los Chocoyos	14.70°	91.97°	720,739	1,626,047	369	1,072
Chuacorrall	14.98°	90.05°	914,219	1,659,613	211	8,49
Santa Anita	14.54°	91.85°	725,211	1,608,381	591	2,615
Costa Rica	14.51°	91.08°	724,163	1,605,052	695	3,331
Mirandilla	14.49°	91.25°	725,261	1,602,848	756	2,910
La Torre	14.48°	91.09°	723,115	1,601,722	680	2,923
S. A. Morazán	14.67°	91.14°	728,310	1,622,797	663	3,604
Peña Plata 3	14.45°	91.08°	724,223	1,598,412	725	3,975
Abundancia	14.58°	91.09°	755,351	1,613,104	838	4,559
Sta. E. Sinacá	14.43°	91.07°	728,557	1,596,239	698	3,644
La Ceiba	14.40°	91.12°	723,195	1,592,870	680	3,895
Veracruz	14.45°	91.08°	731,772	1,598,482	668	4,028
San Julián	14.47°	91.37°	729,595	1,600,675	763	3,522
Santa Clara	14.40°	91.12°	729,667	1,592,929	604	3,674
Finca Patulul	14.42°	91.07°	733,961	1,595,182	599	3,377
Cocales	14.38°	91.15°	737,239	1,590,787	585	3,210
S.A. Siquacán	14.33°	91.13°	748,082	1,585,358	532	2,615
Tiquisate	14.23°	91.13°	752,510	1,574,334	379	1,668
N. Concepción	14.18°	91.17°	748,247	1,568,758	293	1,250

TABLA No. 1.4

**TIEMPOS DE CONCENTRACIÓN (Tc)**

$$T_c = 0.0195 L^{0.77} S^{-0.385}$$

**CUENCA MADRE VIEJA**

Punto	Coordenadas		L (m)	S (m/m)	Tc (min.)
	Latitud (mN)	Longitud (mE)			
1	1,629,650	707,850	9,983	9.84	9.71
2	1,623,700	706,850	16,694	21.18	10.74
3	1,617,400	703,850	24,349	20.04	14.67
4	1,605,600	702,350	37,495	18.73	20.99
5	1603,350	702,350	20,134	6.32	19.76
6	1,595,150	698,200	50,192	20.90	25.19*
7	1,588,800	691,100	59,535	22.90	27.74
8	1,569,000	682,700	81,168	30.61	31.49**

\* Corresponde al poblado de Patulul.

\*\* Equivale al poblado de Nueva Concepción.

**1.2.2.2 Análisis de Caudales Máximos (Mean Annual Flood, MAF) (Winjker, 2,000).**

Debido a que no se contó con la disponibilidad de datos de caudales mensuales ó anuales para las cuencas de este estudio se realizó un análisis denominado MAF en la modalidad de utilizar las características fisiográficas de la cuenca (área, zonas de almacenamiento de agua, pendiente pesada, etc.) y los datos disponibles de pluviometría.

Los resultados obtenidos de Caudales Máximos Anuales se resumen en la Tabla No. 1.5 y luego, utilizando el Factor de Crecimiento se estimaron los Caudales Máximos para diferentes períodos de retorno (T) (ver Tabla No. 1.6).

**TABLA No. 1.5**

**RESUMEN CALCULO MAF**

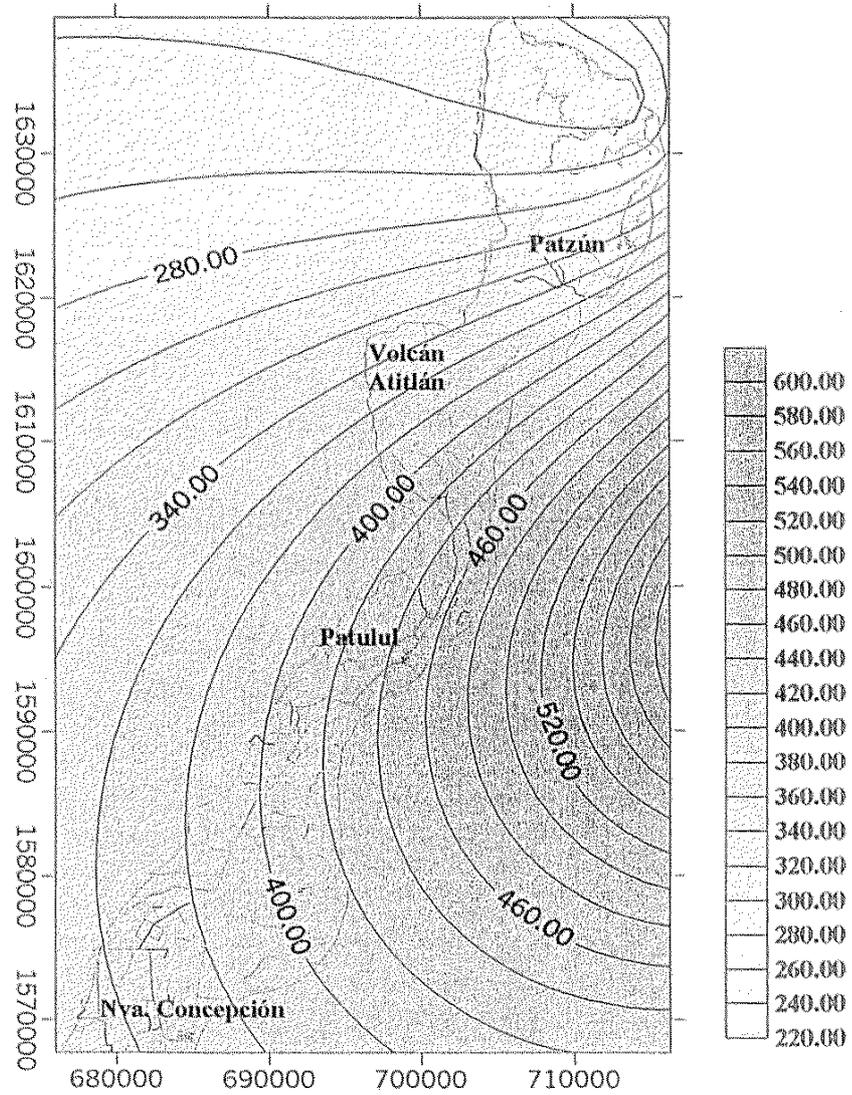
<b>Cuenca</b>	<b>A</b>	<b>v</b>	<b>A<sup>v</sup></b>	<b>APBAR</b>	<b>SIMS</b>	<b>MAF</b>
Guacalate	517.77	0.95	378.82	26.80	15.25	<b>12.93</b>
Achiguate	74.32	0.97	65.31	35.80	5.42	<b>4.01</b>
Villalobos	419.07	0.95	309.86	31.43	20.69	<b>16.19</b>
Las Vacas	111.50	0.96	92.34	26.87	42.46	<b>3.58</b>
Madre Vieja	710.86	0.94	479.38	27.93	30.61	<b>19.65</b>
Jones	91.93	0.97	80.27	18.70	5.00	<b>1.00</b>

**TABLA No. 1.6**

**MAXIMOS CAUDALES PARA DIFERENTES PERIODOS DE RETORNO (T)**

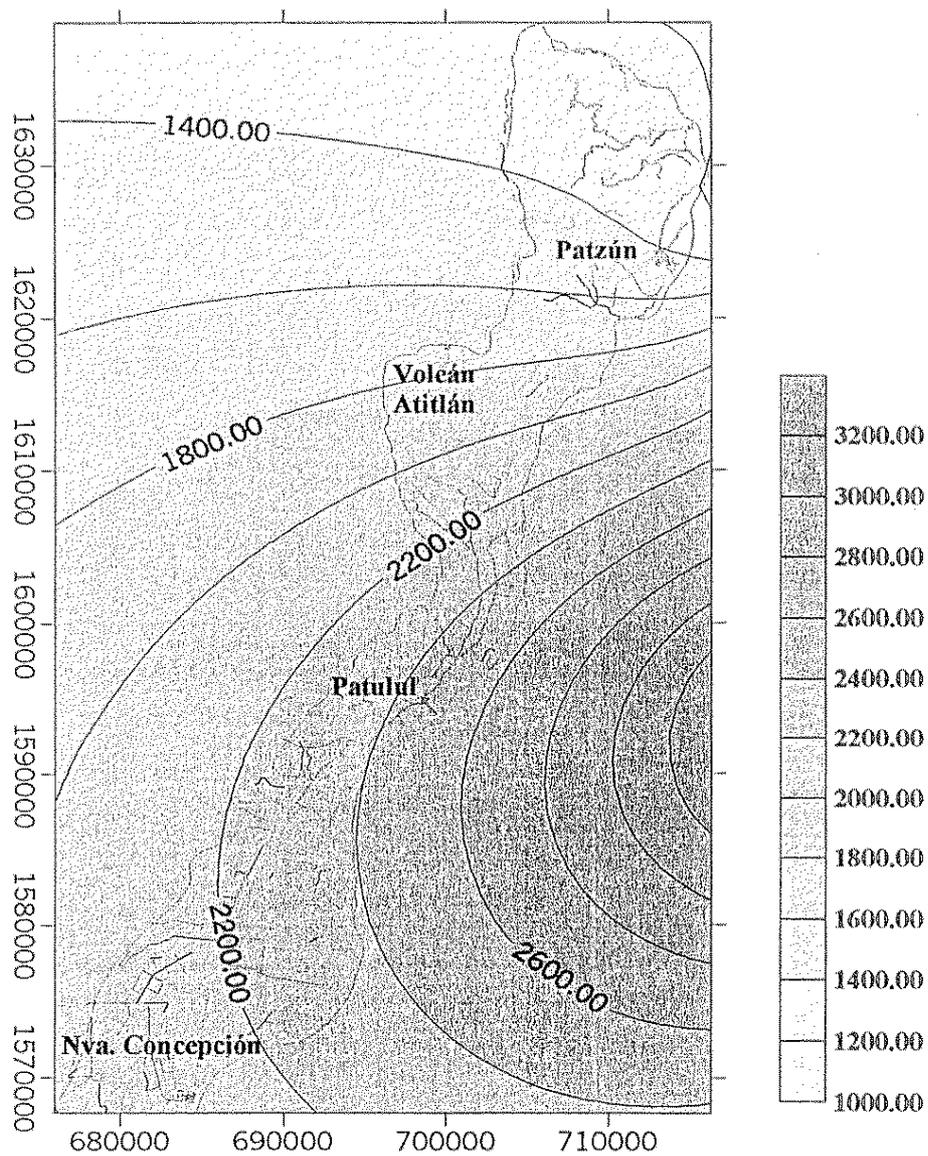
<b>Cuenca</b>	<b>Area (km<sup>2</sup>)</b>	<b>MAF</b>	<b>Períodos de Retorno</b>							
			<b>5</b>	<b>10</b>	<b>20</b>	<b>50</b>	<b>100</b>	<b>200</b>	<b>500</b>	<b>1,000</b>
<b>Guacalate</b>	<b>517.77</b>	<b>12.93</b>	<b>16.03</b>	<b>19.14</b>	<b>22.63</b>	<b>28.19</b>	<b>33.23</b>	<b>38.92</b>	<b>47.84</b>	<b>55.86</b>
Achiguate	74.32	4.01	5.13	6.26	7.53	9.42	11.15	13.11	16.08	18.77
Villalobos	419.07	16.19	20.56	24.93	29.79	37.24	44.04	51.81	63.46	74.15
Las Vacas	111.50	3.58	4.58	5.58	6.73	8.41	9.95	11.71	14.36	16.75
<b>M. Vieja</b>	<b>710.86</b>	<b>19.65</b>	<b>24.37</b>	<b>29.08</b>	<b>34.39</b>	<b>42.84</b>	<b>50.50</b>	<b>59.15</b>	<b>72.70</b>	<b>84.89</b>
Jones	91.93	1.00	1.28	1.56	1.88	2.35	2.78	3.27	4.01	4.68

# MAPA DE ISOYETAS LLUVIA MAXIMA MENSUAL CUENCA MADRE VIEJA



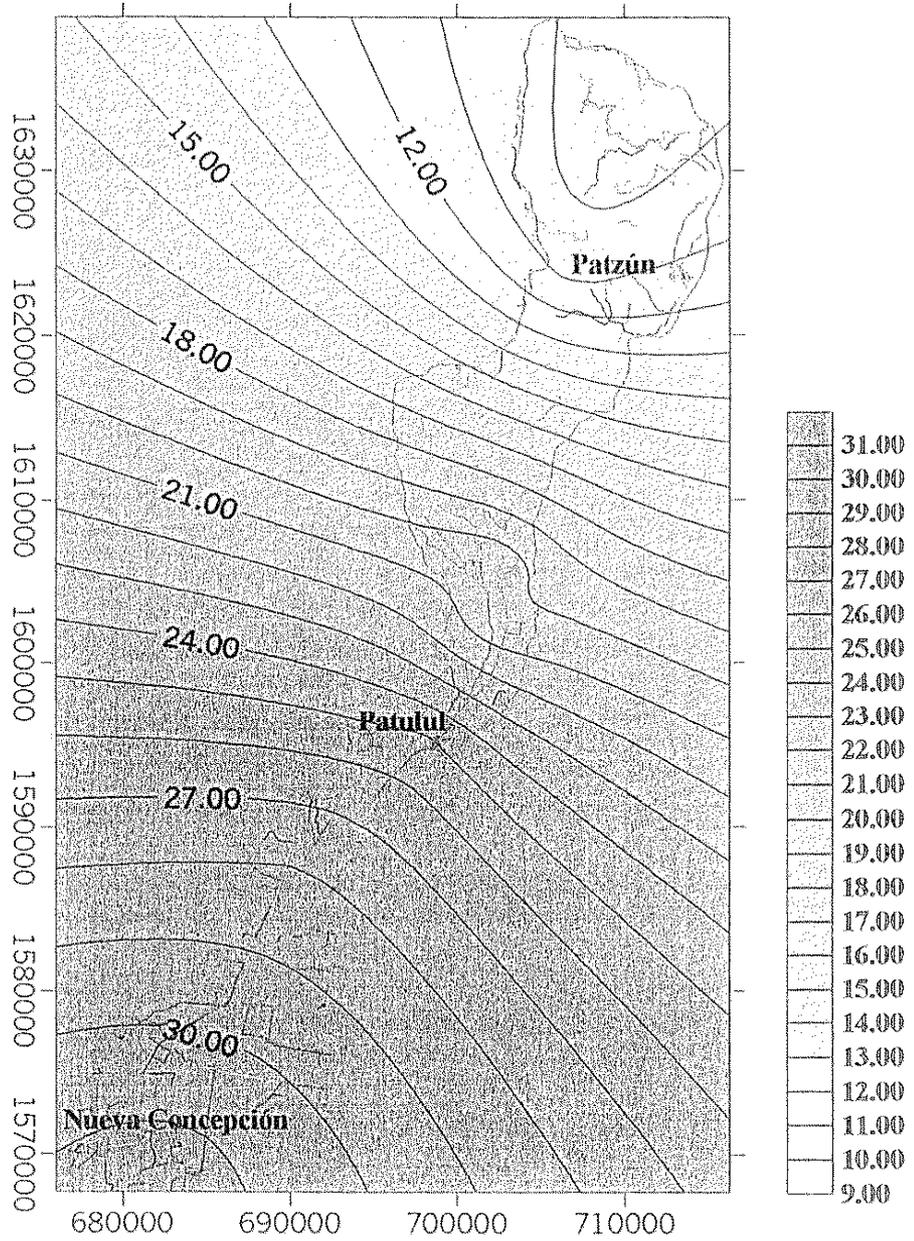
Fuente: Pluviometría INSIVUMEH.

# MAPA DE ISOYETAS LLUVIA ANUAL CUENCA MADRE VIEJA



Fuente: Pluviometría INSIVUMEH.

# MAPA DE TIEMPOS DE CONCENTRACION CUENCA MADRE VIEJA



## **2. METODOLOGÍA PARA EL DISEÑO DE SISTEMAS DE ALERTA TEMPRANA**

### **2.1 SISTEMAS DE PREDICCIÓN DE AVENIDAS**

La prevención de inundaciones con fines de protección civil, es una de las finalidades de los de sistemas de predicción de avenidas o caudales en cuencas hidrológicas. Un sistema completo para la predicción de avenidas requiere de la interacción de varios subsistemas.

Sistemas o redes de medición

Sistemas de telecomunicaciones

Sistemas de recepción y procesamiento de la información

Modelos hidrológicos de simulación

Un esquema de un sistema de predicción de avenidas con fines de prevención de avenidas se muestra en la Figura 2.1. Con base en valores de lluvia media en la cuenca (o puntuales) se puede predecir la evolución de los niveles a la salida de la cuenca.

Los tres primeros sistemas pueden ser de distinta índoles, desde muy rudimentarios o convencionales a muy avanzados o automatizados. En este estudio se piensa en instrumentos convencionales como pluviómetros y medidores de escalas o niveles, con transmisión de datos mediante operadores, vía radio.

### **2.2 MODELOS HIDROLÓGICOS DE SIMULACIÓN**

Básicamente para la predicción de avenidas se requieren dos tipos de modelos: modelos de lluvia escurrimiento y modelos de tránsito de avenidas.

De cada uno existen diversos tipos y requieren distintos conjuntos de datos para ser calibrados y probados, para su utilización en predicción a tiempo real o a priori. Una vez probada la eficacia de un modelo, para poder utilizarlo en predicciones a priori, es necesario contar con los datos suficientes para alimentarlo, inmediatamente después que se generan.

### 2.2.1 LLUVIA ESCURRIMIENTO

Como su nombre lo indica convierten la lluvia precipitada sobre una cuenca, en caudal o escurrimientos a la salida de la misma. Son de dos tipos, y solo pueden ser utilizados en cuencas con cauces sin llanuras de inundación. Un esquema de predicción basado en dichos modelos se muestra en la Figura 2.1.

**Parámetros concentrados.** Estos se caracterizan porque utilizan valores medios de los parámetros como lluvia e infiltración, sobre toda la cuenca. El más conocidos es el modelo de Hidrogramas Unitarios. Utilizan datos de lluvia y de escurrimientos.

**Parámetros distribuidos.** Estos modelos utilizan valores puntuales distribuidos sobre toda la cuenca. Además de los datos de los modelos anteriores, requieren mayor información que los anteriores, como por ejemplo, la topografía de la cuenca.

### 2.2.2 TRÁNSITO DE AVENIDAS

Estos modelos permiten simular el desplazamiento de los caudales en el cauce de un río, desde un punto dado, hacia otro punto mas bajo. Existen básicamente dos tipos de modelos. Un esquema de predicción de este tipo de modelos puede verse en la Figura 2.2.

**Tránsito hidrológico.** Este tipo de modelos se pueden aplicar en general en cauces de cuencas altas o intermedias. Requieren de datos de estaciones hidrométricas. El más conocido es el modelo Muskingum.

**Tránsito hidráulico.** Este tipo de modelo se puede aplicar en todo tipo de cauces, incluyendo cauces con llanuras de inundación. Además de los datos de estaciones hidrométricas se requiere contar con datos topográficos de secciones transversales de los ríos.

## 2.3 PREDICCIÓN MEDIANTE RECONOCIMIENTO DE PATRONES

Existen una gran variedad de métodos numéricos para la predicción, que utilizan los conceptos de los modelos mencionados arriba, tanto para modelos de lluvia escurrimiento como para el tránsito de avenidas. En la Figura 2.3 se muestra una tabla de datos que puede ser utilizada para un modelo recursivo de predicción.

Las técnicas computacionales de reconocimiento de patrones, han sido utilizadas también para predicción hidrológica, y son muy susceptibles de utilizarse en predicción hidrológica. En la figura 2.4 se muestra un esquema de una red neuronal.

## 2.4 METODOLOGÍA PARA LA SELECCIÓN, CALIBRACIÓN Y OPERACIÓN DE UN MODELO

**Análisis preliminar.** Se definen las características, prioridades y urgencia del problema a resolver. Las redes de medición con que se cuenta y se contará, así como la disponibilidad y cantidad de datos.

**Análisis del proceso de lluvia escurrimiento.** Esto permite conocer las características de respuesta hidrológica de la cuenca a distintos eventos ya ocurridos.

**Selección del modelo.** De acuerdo a los dos pasos anteriores, al costo y al tiempo disponible para la validación, se seleccionan los modelos a utilizar.

**Calibración y pruebas.** Posteriormente, se calibran los parámetros del modelo y se realizan pruebas de predicciones a posteriori.

**Operación.** Finalmente el modelo se adecua para realizar predicciones a priori, esto es tiene que estar adaptado para recibir y procesar los datos con rapidez.

**Retroalimentación.** De acuerdo a los resultados obtenidos el modelo se puede retroalimentar con más datos para mejorar las predicciones.

### 2.4.1 ANÁLISIS PRELIMINAR

Diagnóstico y evaluación de la información existente:

- Ubicación de las estaciones climatológicas, meteorológicas e hidrométricas.
- Determinación de la cantidad, calidad, y disponibilidad en medios magnéticos de la información.

Delimitación de las cuencas y subcuencas principales y determinación de sus características geomorfológicas más importantes (área de las subcuencas, longitud y pendiente de los cauces). Esto permitirá clasificar a las subcuencas en altas, medias y planicies de inundación.

Ubicación de los sitios susceptibles de inundaciones y sitios de mayor interés de prevención.

#### **2.4.2 ANÁLISIS DEL PROCESO DE LLUVIA Y ESCURRIMIENTO EN LAS CUENCAS**

Análisis de patrones de distribución espacial de las lluvias más fuertes ocurridas, mediante mapas de isoyetas.

Análisis de patrones de intensidad de lluvia, mediante registros pluviográficos.

Gráficas de lluvia y escurrimientos (gastos o escalas) ocurridos en distintos puntos.

Se harán gráficas para correlacionar las alturas críticas con las áreas inundables, en distintos puntos de interés.

#### **2.4.3 SELECCIÓN DE LOS MODELOS A UTILIZAR**

De acuerdo a los análisis preliminares anteriores, a las prioridades y al tiempo con que se requiere la operación de los modelos, se seleccionarán los modelos más simples, que puedan ser calibrados con los datos disponibles a corto plazo.

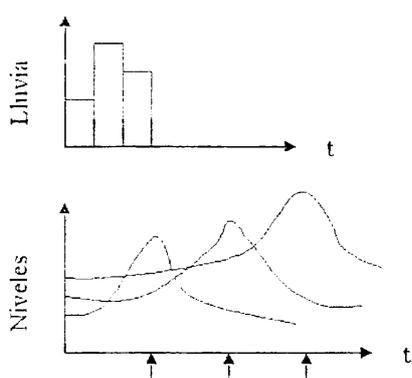
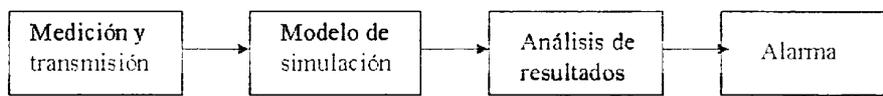
#### **2.4.4 CALIBRACIÓN Y PRUEBAS**

Se calibran los parámetros de los modelos y se realizarán pruebas de predicciones a posteriori para probar la bondad del modelo, esto es se predicen eventos ya registrados, no utilizados en la calibración de los parámetros.

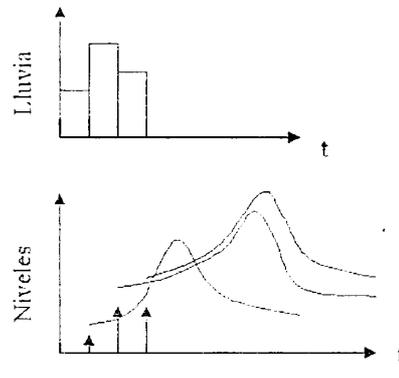
#### **2.4.5 OPERACIÓN**

Finalmente los modelos se integran y se adecuan para realizar predicciones a priori. Esto se adaptará a las condiciones particulares de la cuenca, para introducir los datos con facilidad y rapidez y para presentar e interpretar los resultados de igual manera.

Figura 1  
 Predicción de niveles en un sitio mediante modelos  
 de simulación y mediciones de lluvia

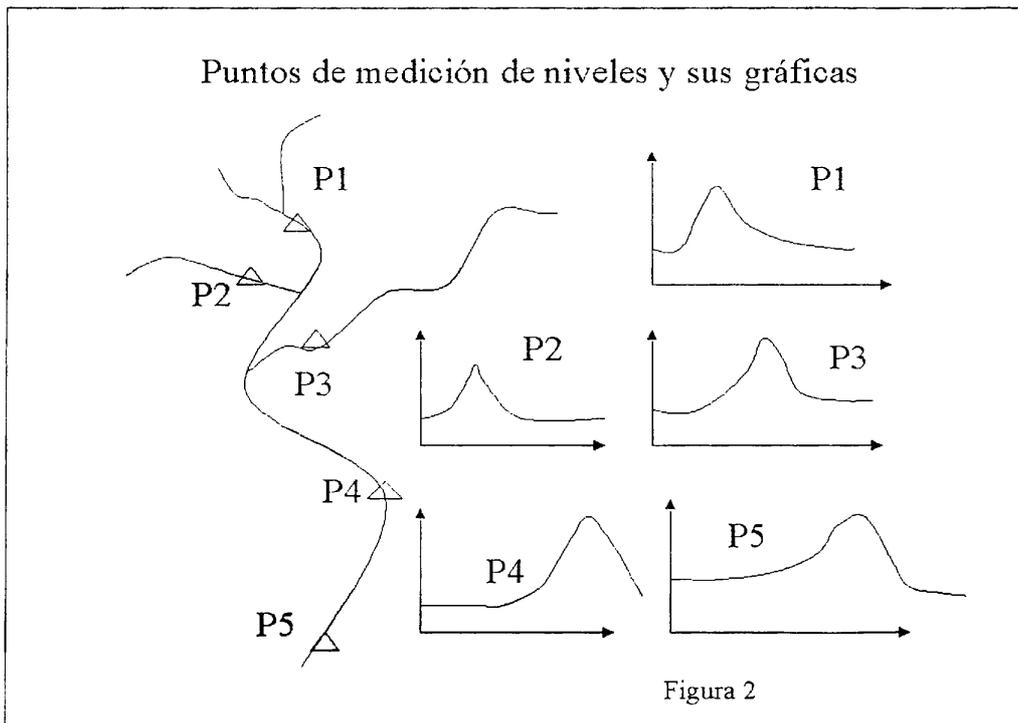


Tiempo de respuesta en cuencas con  
 diferente tamaño, pendiente, etc.



Predicción de la respuesta en la misma  
 cuenca a intervalos de tiempo fijos.

Fig. No. 2.1 Esquema básico de un sistema de prevención de avenidas



**Fig. No. 2.2** Esquema de predicción por medio del Tránsito de Avenidas

Tabla de niveles en cada punto a intervalos de tiempo fijos

Puntos	t0	t1	t2	t3	ti	tn
P1	1	1	2	3	1	1
P2	1	2	3	4	3	1
P3	2	3	4	5	2	1
P4	3	3	4	5	4	2
P5	2	2	3	4	5	2

Modelos numéricos de predicción:

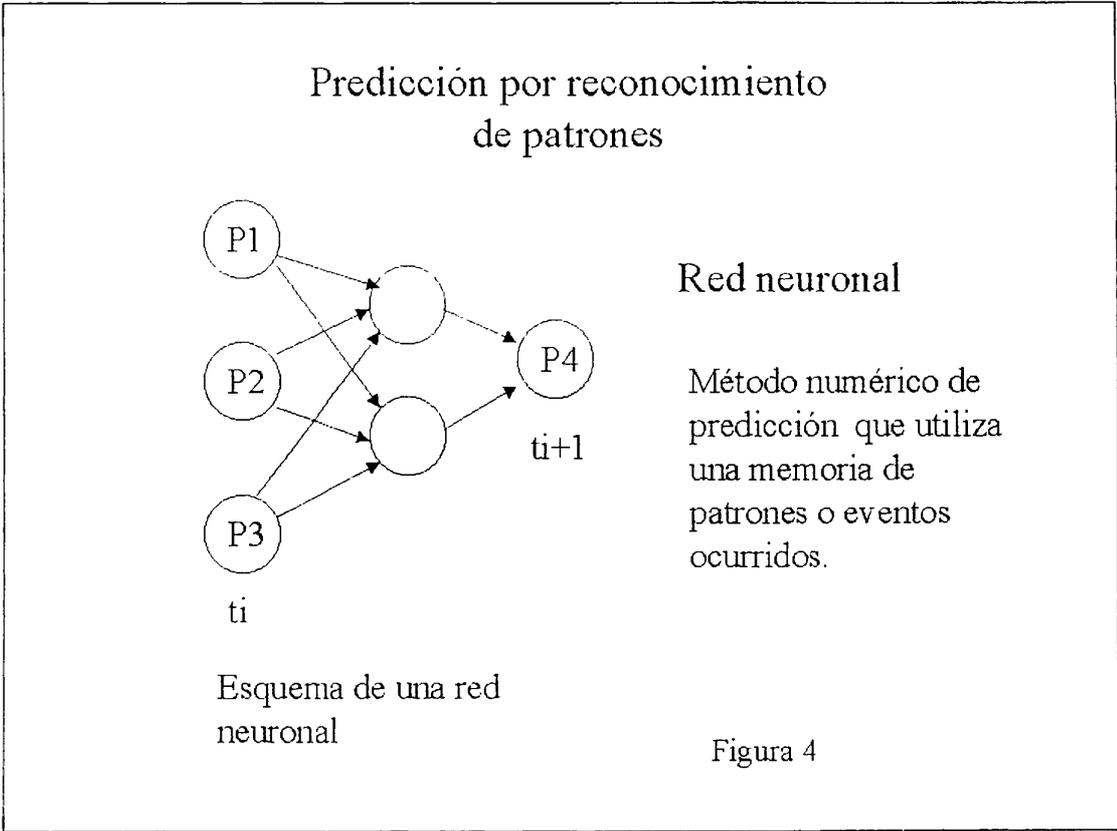
$$P5(t_i + 1) = a P5(t_i) + b P4(t_i) + \dots + e P1(t_i)$$

Las constantes a, b, ... Se determinan mediante métodos estadísticos

Figura 3

Fig. No. 2.3

Tabla de datos para un modelo recursivo de predicción



**Fig. No. 2.4** Esquema de una red neuronal.

### **3.1 REDES NEURONALES**

#### **3.1.1 INTRODUCCIÓN**

Las redes neuronales son técnicas computacionales que inspiradas en estructuras biológicas, intentan simular los procesos de aprendizaje utilizados por el cerebro humano. Han alcanzado amplio éxito en aplicaciones que requieren clasificación o reconocimiento de patrones, optimización combinatoria, control de sistemas y predicción.

Primeramente exploradas en los años 40, las redes neuronales tuvieron cierto auge en los años 50 y 60, principalmente como dispositivos electrónicos. En los años 70, fueron prácticamente olvidadas. A mediados de los años 80 nuevos enfoques impulsaron un importante resurgimiento de la redes neuronales (Rumelhart et al., 1986). Resúmenes de la historia de las redes neuronales se pueden encontrar en muchos trabajos (v.g. Daniell, 1990; Rao y Rao 1993; Fu, 1994).

A partir de 1986 aplicaciones exitosas de redes neuronales han sido reportadas en la literatura científica de muchas disciplinas. En Latinoamérica, en ciencias de la tierra, se ha mostrado su utilidad en la solución de problemas como; predicción del ozono en la ciudad de México (Ruiz et al., 1994); identificación de arribos sísmicos (Ortega, 1993); predicción de avenidas (Toledo, 1996, 1997), entre otros.

#### **3.1.2 CARACTERÍSTICAS DE LAS REDES NEURONALES**

Una red neuronal es un grupo de elementos procesadores. Típicamente un subgrupo realiza cálculos independientes y pasa los resultados a otro grupo, hasta que finalmente un grupo de uno o varios elementos procesadores determina la salida de la red (ver Figura 3.1). Dicho procedimiento de cálculo se usa para entrenar la red, y para calcular las salidas a nuevas entradas, una vez entrenada la red, como se verá mas adelante. Las redes neuronales tienen las siguientes características: a) Combinan cálculos individuales en cada elemento con memoria asociativa. b) Cada elemento de la red está interconectado a los demás mediante alguna topología de transmisión de información. c) Pueden operar predominantemente en paralelo. d) Poseen la habilidad para adaptar su funcionamiento a sus entradas y salidas.

### **3.1.3 MODELADO DE SISTEMAS UTILIZANDO REDES NEURONALES**

El modelado de sistemas con redes neuronales se fundamenta en la teoría de sistemas. Dado un sistema físico, se asume que una red neuronal puede modelarlo con base a un conjunto de ejemplos que codifican la entrada/salida del sistema. Las redes neuronales aprenden a realizar el mapeo de una entrada dada en una salida requerida por autoadaptación de sus pesos, proceso al que se denomina entrenamiento. La capacidad de modelado de la red se deberá a su habilidad de aprender la función matemática que subyace en la operación del sistema (Fu,1994).

### **3.1.4 RED NEURONAL DE RETROPROPAGACIÓN**

Desde 1986 los modelos o tipos de redes neuronales han aumentado rápidamente. Las redes de retropropagación son uno de los modelos de redes neuronales más utilizados (Figura 3.1). La red no tiene conexiones de retroalimentación, sin embargo, los errores son propagados hacia atrás durante el entrenamiento. La red neuronal de retropropagación mapea vectores de entrada. Si hay  $k$  neuronas en la capa de entrada y  $m$  neuronas en la capa de salida, entonces la red hace un mapeo del espacio de  $k$  dimensiones a un espacio de  $m$  dimensiones. Por supuesto, lo que es mapeado depende de los pares de patrones (o vectores) que fueron usados como ejemplos para entrenar la red.

#### **3.1.4.1 El procedimiento de cálculo**

Un patrón de entrada, o vector, es presentado en la capa de entrada. El patrón de dígitos es pasado a la siguiente capa intermedia de neuronas. Las salidas de cada neurona de esta capa son calculadas por los pesos asociados y las entradas  $x_i$ . De esta manera, las salidas  $y_j$  de esta capa se convierten en entradas para la siguiente, ya sea la capa de salida u otra intermedia, hasta determinarse la salida de la red.

#### **3.1.4.2 Entrenamiento**

Para el entrenamiento, el patrón calculado y el de salida deseado son comparados. Una función de este error es determinada para cada componente, y los pesos asociados entre la última capa intermedia y la de salida son corregidos. Cálculos similares, basados en el error de la salida son

hechos para corregir los pesos asociados entre las capas restantes. El procedimiento se repite tantas veces como sea necesario hasta que el error de comparación esté dentro de una tolerancia especificada.

### **3.1.4.3 Programas de computo**

Para implementar los modelos que se propondrán para cada cuenca, se requiere un programa de red neuronal de retropropagación de uso general. Este tipo de programas se pueden obtener en distintas fuentes. Existen programas comerciales como MATLAB que los incluyen y muchos libros incluyen los programas fuente.

Para el ejemplo que se presenta en este trabajo se usó el programa Backprop en lenguaje C++ codificado por Rao y Rao (1993), el cual permite usar hasta 5 capas de neuronas. La secuencia de cálculo es la siguiente. Dado los vectores de entrada  $\mathbf{x}$  (normalizados) y los vectores de salida  $\mathbf{P}$  (normalizados), el programa inicializa las matrices de pesos  $M_1$  y  $M_2$  con números aleatorios. Comparando los valores  $P$  y  $Z$  (valores de salida dato y calculado por la red) modifica los pesos de las matrices  $M_1$  y  $M_2$ . El proceso se repite con todos los ejemplos en cada iteración, hasta que el error sea menor que un valor dado, o se alcance un número de ciclos especificado.

Este programa se anexa en un disquette y es interactivo con el usuario, por lo que no se requiere de un manual para su uso.

## **3.1.5 CONSTRUCCIÓN DE UN MODELO DE RED NEURONAL DE RETROPROPAGACIÓN**

### **3.1.5.1 Tamaño y estructura de la red**

Se debe tratar de optimizar el tamaño de la red; esto es, el número de capas y de neuronas en cada capa, lo cual determina el número de pesos. Un número grande o reducido de pesos puede causar pobre resolución del problema. No existe a priori un criterio para determinar el tamaño de la red. Únicamente mediante pruebas de la generalización que efectúa la red es posible determinar si un tamaño es adecuado o no.

### **3.1.5.2 Preprocesamiento de los datos y formación de patrones de datos**

El preprocesamiento se realiza para normalizar los vectores de entrada y salida de cada ejemplo. La normalización puede hacerse por distintos procedimientos. Además se pueden utilizar técnicas de realce, así como técnicas de filtrado de los datos (Rao y Rao, 1993). Cada pareja de ejemplos debe formarse siguiendo un patrón u orden (temporal o espacial) de los datos.

### **3.1.5.3 Entrenamiento y predicción**

Una vez determinado el tamaño de la red, y preprocesados los datos, se puede iniciar el procedimiento iterativo de modificar los pesos; esto es, el entrenamiento. Se trata de encontrar el número adecuado de ciclos, para lograr el mejor funcionamiento de la red, en su respuesta a eventos conocidos, no usados en el entrenamiento (predicción a posteriori). Por lo que se requiere realizar varias pruebas para acercarse al número apropiado de ciclos. Si el error de predicción es aceptable la red se puede utilizar en predicciones a priori (Fu, 1994). A esta prueba se le llama correlación cruzada.

# RED NEURONAL

## PATRON DE ENTRADA

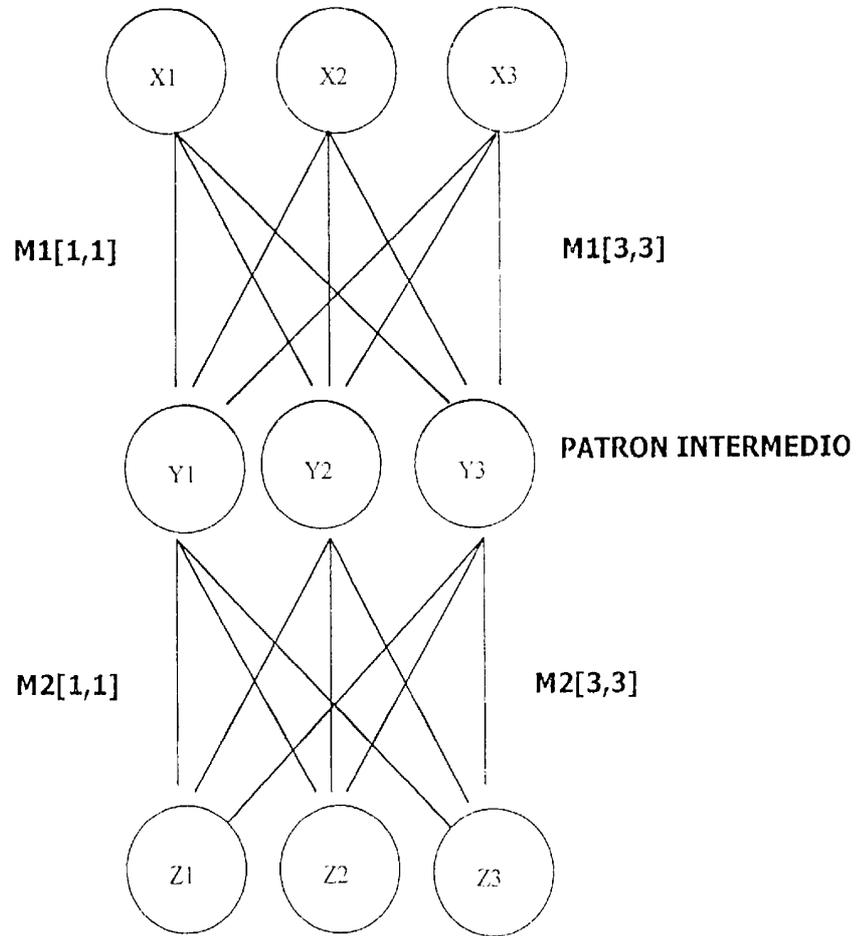


Figura 3.1 Esquema de una red neuronal con 3 capas y 3 neuronas en cada capa.

## 3.2 EJEMPLO NUMÉRICO

### 3.2.1 PROBLEMA A RESOLVER

El presente ejemplo tiene como objetivo mostrar la metodología y los pasos seguir para implementar un modelo de redes neuronales para la predicción de niveles en un sitio.

Para el río que se presenta en la Figura 3.2, se implementará un modelo que permita transitar avenidas del punto P4 al punto P5. Con el fin de que pueda ser utilizado para la predicción de niveles. Esto es, que obtenga una estimación confiable de los niveles que se presentarán en el punto P5, con algunas horas de anticipación, con base en la evolución de los niveles que se presentan en el punto P4.

Se cuenta con los datos de niveles de cuatro avenidas. En la Tabla 3.1 se muestran los niveles de una avenida inicial en el Punto de Nivel PN4, y la avenida transitada con el método de Muskingum en el Punto de Nivel PN5, para cuatro eventos, los cuales fueron tomados de un informe técnico (Toledo, 1994).

### 3.2.2 TAMAÑO Y ESTRUCTURA DE DATOS

El número de capas y de neuronas en cada capa, determina el número de pesos. Un número muy grande o muy reducido de pesos puede causar pobre resolución del problema. No existe a priori un criterio para determinar el tamaño de la red. Únicamente mediante las pruebas de predicción que efectúa la red es posible determinar si un tamaño es adecuado o no, como se verá más adelante.

Normalmente el tamaño y la estructura lo sugiere el problema a resolver. Para el problema que nos ocupa se propone una red como la que se muestra en la Figura 3.3. Tres capas con tres neuronas en cada una. Las matrices de pesos serán por consiguiente  $M1[3,3]$  y  $M2[3,3]$ . La estructura de los datos se indica debajo de cada neurona. Con esta estructura se pretende que la red obtenga las matrices de pesos de manera que correlacione los vectores de

entrada  $(t_k, t_{k+1}, t_{k+2})$  en el punto PN4 con los vectores  $(t_{k+3}, t_{k+4}, t_{k+5})$  en el punto PN5.

De manera que al contar en tiempo real con los valores de niveles en el punto PN4, por ejemplo a las 2, 3, y 4 horas, se puedan predecir los valores de los niveles que se tendrán a las 5,6 y 7 horas en el punto PN5, si el intervalo de tiempo de medición es de una hora.

### **3.2.3 PREPROCESAMIENTO DE LOS DATOS Y FORMACIÓN DE PATRONES**

El preprocesamiento se realiza para formar y normalizar los vectores de entrada y salida de cada ejemplo. Cada pareja de ejemplos debe formarse siguiendo el mismo orden de los datos establecido en la estructura de la red. Para facilitar la formación de las parejas de datos de entrada y salida se hizo una tabla guía (ver Tabla 3.2). Con base a la Tabla 3.2, y utilizando los valores de la Tabla 3.1, se formó la Tabla 3.3. Los datos de esta tabla, normalizados, son los que se introducen al programa Backprop, eliminando las dos primeras columnas. La normalización, esto es, transformar los datos en un rango de 0 a 1, puede hacerse por distintos procedimientos. En el caso de que los niveles sean de 0 a 10, como en este ejemplo los datos simplemente fueron divididos entre 10.

### **3.2.4 ENTRENAMIENTO Y PREDICCIÓN**

Una vez formada la tabla de patrones de datos normalizados, se puede iniciar el procedimiento iterativo de modificar los pesos; esto es, el entrenamiento. Se trata de encontrar el número adecuado de ciclos para lograr el mejor funcionamiento de la red, en su respuesta a eventos conocidos, no usados en el entrenamiento (predicción a posteriori).

Se requiere realizar varias pruebas para acercarse al número apropiado de ciclos, de acuerdo al error de predicción. Si el error de predicción es aceptable la red se puede utilizar en predicciones a priori. Esto se hizo de la siguiente manera.

El programa Backprop, permite dar un número de ciclos dado, y calcula un error de ajuste promedio para cada pareja de datos. Se hicieron corridas para 500, 1000 y 1500 ciclos. Y posteriormente con las matrices de datos obtenidas, en cada caso, se hizo la predicción de la avenida 4 de la Tabla 3.1, la cual no se introdujo en los datos de entrenamiento. La predicción del evento 4 de la Tabla 3.1 fue mejor con las matrices obtenidas para 1000 ciclos (ver Tabla 3.4).

En la tabla 3.5 se muestra una comparación de los valores obtenidos por el modelo con los valores dato. Nótese que los errores de predicción son

aceptables. Esto se debe a que el evento 4 es similar a los de entrenamiento. La capacidad de predicción de la red aumenta si es entrenada con una mayor diversidad de ejemplos.

### 3.2.5 USO DEL PROGRAMA DE CÓMPUTO

A continuación se presentan los pasos para el uso del programa Backprop. El programa corre en ambiente ms-dos.

1. Los datos de la Tabla 3.3 normalizados, eliminando las dos primeras columnas, se deben codificar en un archivo de texto con nombre DATA.DAT, el cual lo toma el programa automáticamente.
2. Inicialmente se debe indicar al programa si se realizará entrenamiento (0) o si se utilizará para predicción (1). Se debe empezar por el entrenamiento.
3. Posteriormente el programa pide los datos de: a) número de capas: 3 para el ejemplo. b) número de neuronas en cada capa: 3,3,3 para el ejemplo. c) valor de un coeficiente de rapidez de entrenamiento: el programa sugiere usar 0.2. d) número de ciclos: 500, para la primera prueba. Las matrices de pesos las guarda el programa en un archivo llamado WEIGHTS.DAT
4. Posteriormente se usan los mismos parámetros para una prueba de 1000 y 1500 ciclos. Para cada prueba se utiliza el programa en (1) esto es en predicción, utilizando el archivo de pesos correspondiente y como datos de entrada la Tabla 3.5 pero solo las columnas correspondientes a PN4. Estos datos se forman como en el paso 1 y también debe nombrarse el archivo como DATA.DAT (el archivo anterior puede guardarse con otro nombre). los resultados de predicción se guardan en el archivo EXIT.DAT
5. Los resultados de cada predicción se comparan con los datos, como en la Tabla 3.5. Para encontrar el número de ciclos apropiado. En el ejemplo se encontró que la mejor predicción fue para 1000 ciclos.

Puntos de medición de niveles y sus gráficas

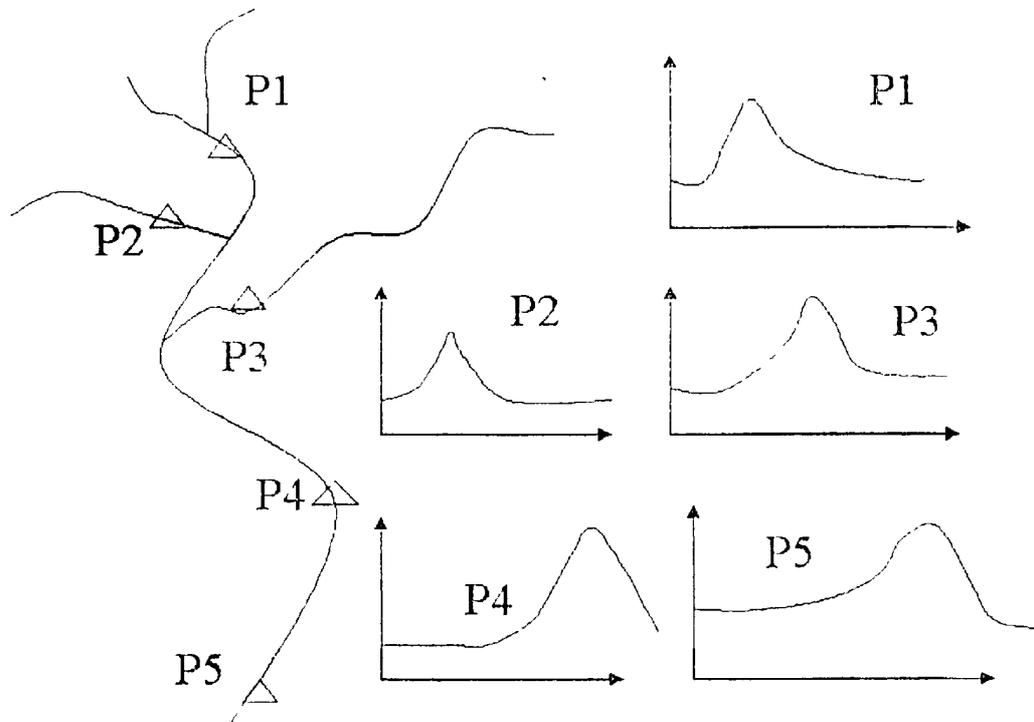


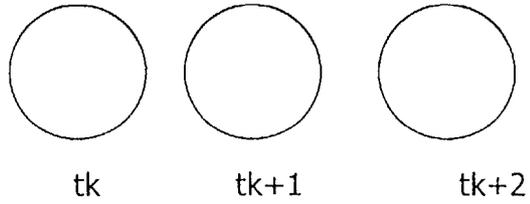
Figura 2

Figura 3.2

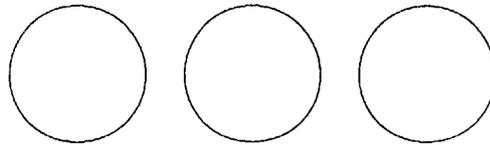
## EJEMPLO NUMERICO

### PATRON DE ENTRADA

PN4



### PATRON INTERMEDIO



### PATRON DE SALIDA

PN5

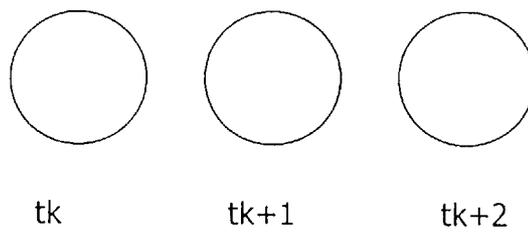


Figura 3.3

Tabla 3.1

Datos de niveles de 4 avenidas

Avenida	Puntos	t <sub>0</sub>	t <sub>1</sub>	t <sub>2</sub>	t <sub>3</sub>	t <sub>4</sub>	t <sub>4</sub>	t <sub>6</sub>	t <sub>7</sub>	t <sub>8</sub>	t <sub>9</sub>	t <sub>10</sub>
1	PN4	1	3	5	6	6	4	2	4	6	3	2
1	PN5	1	1	1	3	4	5	5	4	4	5	4
2	PN4	1	1	2	6	7	6	5	6	6	4	2
2	PN5	1	1	1	1	3	4	5	5	6	5	4
3	PN4	1	1	5	7	4	3	6	8	6	4	3
3	PN5	1	1	1	2	4	4	3	5	6	5	4
4	PN4	1	3	8	6	4	4	7	6	3	2	1
4	PN5	1	1	2	4	5	5	5	6	6	5	4

Tabla 3.2

Tabla guía para la formación de los datos de entrada al programa

Evento o avenida	Indice k	PN4 t <sub>k</sub>	PN4 t <sub>k+1</sub>	PN4 t <sub>k+2</sub>	PN5 t <sub>k+3</sub>	PN5 t <sub>k+4</sub>	PN5 t <sub>k+5</sub>
1	0	t <sub>0</sub>	t <sub>1</sub>	t <sub>2</sub>	t <sub>3</sub>	t <sub>4</sub>	t <sub>5</sub>
1	1	t <sub>1</sub>	t <sub>2</sub>	t <sub>3</sub>	t <sub>4</sub>	t <sub>5</sub>	t <sub>6</sub>
1	2	t <sub>2</sub>	t <sub>3</sub>	t <sub>4</sub>	t <sub>5</sub>	t <sub>6</sub>	t <sub>7</sub>
1	3	t <sub>3</sub>	t <sub>4</sub>	t <sub>5</sub>	t <sub>6</sub>	t <sub>7</sub>	t <sub>8</sub>
1	4	t <sub>4</sub>	t <sub>5</sub>	t <sub>6</sub>	t <sub>7</sub>	t <sub>8</sub>	t <sub>9</sub>
1	5	t <sub>5</sub>	t <sub>6</sub>	t <sub>7</sub>	t <sub>8</sub>	t <sub>9</sub>	t <sub>10</sub>
1	n	t <sub>n</sub>	t <sub>n+1</sub>	t <sub>n+2</sub>	t <sub>n+3</sub>	t <sub>n+4</sub>	t <sub>n+5</sub>

Tabla 3.3

Tabla de datos entrada al programa

Evento o avenida	Indice k	PN4 tk	PN4 tk+1	PN4 tk+2	PN5 tk+3	PN5 tk+4	PN5 tk+5
1	0	1	3	5	3	4	5
1	1	3	5	6	4	5	5
1	2	5	6	6	5	5	4
1	3	6	6	4	5	4	4
1	4	6	4	2	4	4	5
1	5	4	2	4	4	5	4
1	6	2	4	6	5	4	4
2	0	1	1	2	1	3	4
2	1	1	2	6	3	4	5
2	2	2	6	7	4	5	5
2	3	6	7	6	5	5	6
2	4	7	6	5	5	6	5
2	5	6	5	6	6	5	4
2	6	5	6	6	5	4	4
3	0	1	1	5	2	4	4
3	1	1	5	7	4	4	3
3	2	5	7	4	4	3	5
3	3	7	4	3	3	5	6
3	4	4	3	6	5	6	5
3	5	3	6	8	6	5	4
3	6	6	8	6	5	4	4

Tabla 3.4

Matrices de pesos obtenidas para 1000 ciclos

					M1[i, j]				
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	0.124	0.012	0.083	0.467	0.223	0.432	0.367	0.446	0.667
2	0.224	0.666	0.899	0.123	0.446	0.433	0.766	0.467	0.438
3	0.334	0.123	0.445	0.693	0.968	0.331	0.669	0.444	0.633
					M2[i, j]				
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	0.235	0.569	0.896	0.678	0.346	0.226	0.654	0.336	0.694
2	0.339	0.785	0.563	0.879	0.854	0.639	0.998	0.536	0.631
3	0.851	0.754	0.236	0.563	0.008	0.445	0.569	0.057	0.495

Tabla 3.5

Comparación de resultados de predicción y valores dato

Evento o avenida	Indice k	PN4 tk	PN4 tk+1	PN4 tk+2	PN5 tk+3	PN5 tk+4	PN5 tk+5	Dato o predicción
4	0	1	3	8	4	5	5	dato
					3.8	5.2	5.6	pred
4	1	3	8	6	5	5	5	dato
					4.3	4.8	5.5	pred
4	2	8	6	4	5	5	6	dato
					5.3	5.2	6.4	pred
4	3	6	6	4	5	6	6	dato
					4.5	5.7	6.8	pred
4	4	4	4	7	6	6	5	dato
					5.6	5.7	5.5	pred
4	5	4	7	6	6	5	4	dato
					5.6	5.3	4.4	pred
4	6	7	6	3	5	4	4	dato
					4.7	4.5	4.6	pred

### **3.3 DISEÑO DE PROPUESTA, MADRE VIEJA**

Por las características Geomorfológicas de la cuenca y tomando en cuenta los sitios de mayor vulnerabilidad que se encuentran en la parte media y baja de la cuenca, un sistema de alerta temprana para los sitios de mayor riesgo se puede establecer principalmente con base a mediciones de niveles en los ríos.

#### **3.3.1 PUNTOS DE MEDICIÓN**

Los sitios que se proponen a continuación se indican en el mapa anexo con triángulos.

- Río Los Molinos. Puente de la carretera Godínez – Xepatán.
- Río Los Chocoyos. Puente de la carretera Godínez – Xepatán.
- Río Madre Vieja. Puente en el camino de la Finca Sajoma San Jorge.
- Río San Jorge . Vado en la Finca San Jorge.
- Río Santa Teresa. Vado en la finca Santa Teresa.
- Río Quixayá. Puente ruta nacional Patulul – Godínez.
- Río Los Farrales. Puente ruta nacional Patulul – Godínez.
- Río San Lázaro–Lutiyá. Puente ruta nacional Patutul–Godínez.
- Patulul. Puente ruta nacional Patulul – Godínez.
- Río Susu. Puente en la población San Juan Bautista.

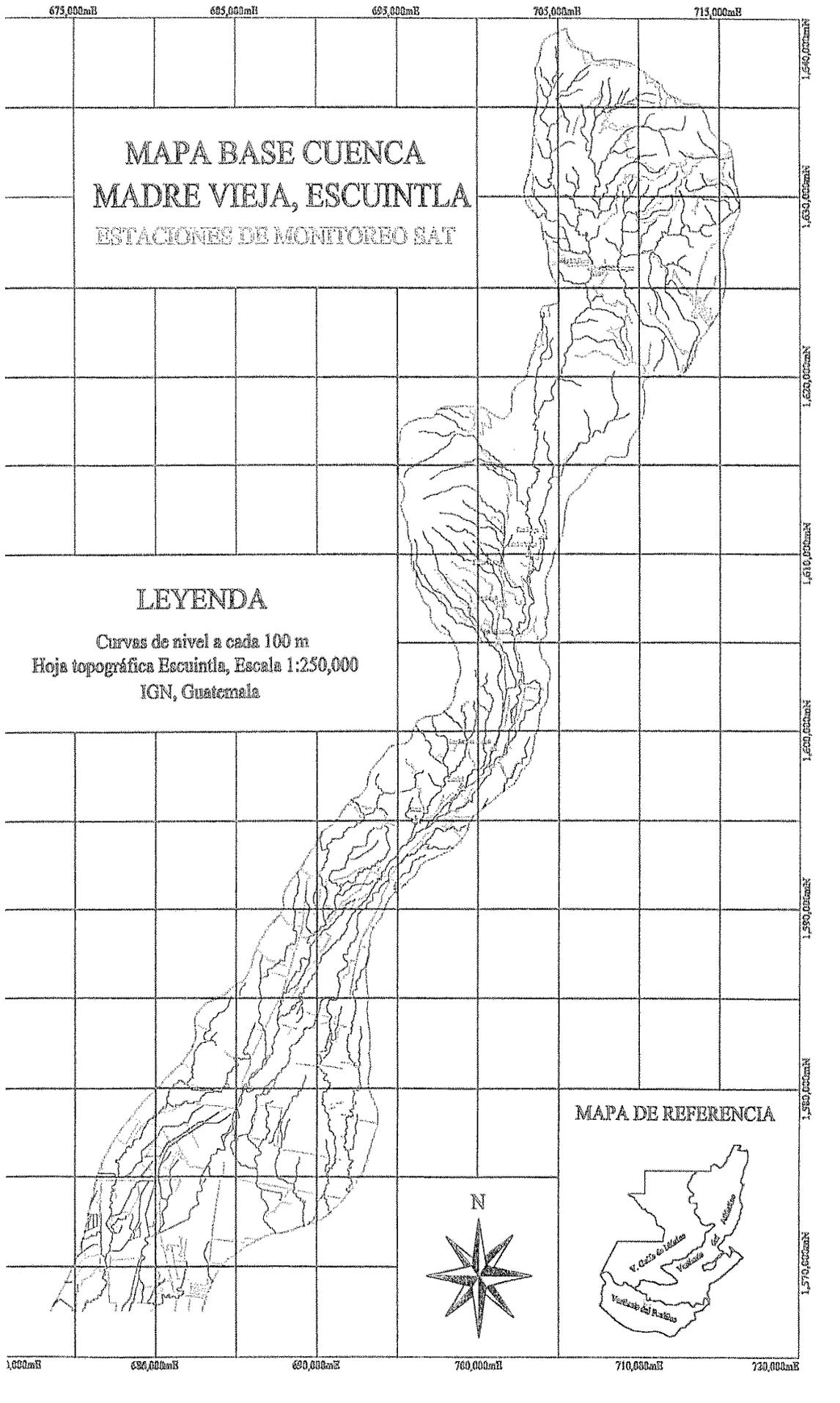
#### **3.3.2 INSTRUMENTOS DE MEDICIÓN**

Los instrumentos de medición pueden ser sensores, como los que ha instalado CONRED en la cuenca del río Coyolate o simplemente Escalas de nivel que un operador pueda observar, para registrar el dato y reportarlo.

##### **3.3.2.1 Medición**

La medición tiene que hacerse regularmente, cada una o dos horas cuando exista una crecida. Es necesario llevar un registro escrito del dato sitio, aunque este no sea transmitido por vía radio. Sólo con un registro metódico, se podrán utilizar los datos para establecer criterios empíricos de alarma y para calibrar modelos numéricos como el que se propondrá más adelante.

El objetivo de la medición será generar tablas como la siguiente para cada avenida o crecida que ocurra.



**MAPA BASE CUENCA  
MADRE VIEJA, ESCUINTLA**  
ESTACIONES DE MONITOREO SAT

**LEYENDA**

Curvas de nivel a cada 100 m  
Hoja topográfica Escuintla, Escala 1:250,000  
IGN, Guatemala

**MAPA DE REFERENCIA**



Puntos	t0	t1	t2	t3	ti	tn
P1	1	1	2	3	1	1
P2	1	2	3	4	3	1
P3	2	3	4	5	2	1
...	3	3	4	5	4	2
P10	2	2	3	4	5	2

### 3.3.3 OPERACIÓN DEL SISTEMA DE ALERTA

Dado que las poblaciones más vulnerables se encuentran aguas abajo de Patulul el sistema que se propone tiene como objetivo dar una alerta temprana con una anticipación de al menos cinco horas a la población de Patulul, y con tiempo mayor a poblaciones aguas más abajo.

#### 3.3.3.1 Alerta empírica:

Una vez instalados los sensores o escalas en los sitios mencionados, se establecerán de manera tentativa niveles mínimos de alertamiento. Los cuales se calibrarán con la adquisición de datos. Los sitios de emisión de alarma son los siguientes:

- Río Madre Vieja
- Río San Jorge
- Río Santa Teresa
- Río Quixayá
- Río Los Farrales

Contando con tablas de datos como la que se muestra anteriormente, será posible adecuar los niveles mínimos críticos en cada sitio mencionado para emitir la alarma.

#### 3.3.3.2 Alerta mediante modelos matemáticos:

El propósito de utilizar un modelo matemático para dar una señal de alarma es dar valores cuantitativos de los niveles que alcanzará el río, por ejemplo en la población de Patulul, con varias horas de anticipación,

basándose en los niveles que han alcanzado los ríos mencionados en los sitios de medición.

Para esto se requiere como se menciona en la metodología.

- Seleccionar el modelo
- Contar con datos para calibrar el modelo
- Aplicación del modelo a la predicción

El modelo que se propone usar es un modelo de redes neuronales. Como no se cuenta con datos no es posible calibrarlo. Se mostrará la calibración de un modelo como el mencionado para la cuenca del río Villalobos. Una vez calibrado el modelo para su aplicación en predicción es necesario contar con datos de entrada de manera inmediata, para poder emitir la alarma de acuerdo a los resultados del modelo.

### **3.4 MODELO CUENCA MADRE VIEJA**

#### **3.4.1 PROPÓSITO DEL MODELO**

Se propone el diseño de un modelo que permita transitar avenidas de los Puntos de medición de Niveles propuestos con anterioridad PN3 (Río Madre Vieja), PN4 (Río San Jorge), PN5 (Río Santa Teresa), PN6 (Río Quixayá), PN7 (Río Los Farrales) al sitio PN9 (Río Madre Vieja en Patulul), con el propósito de utilizarlo para la predicción de niveles. Esto es que, que con base en la evolución de los niveles que se presentan en los puntos PN3, PN4, PN5, PN6 y PN7 obtenga con anticipación una estimación confiable de los niveles que se presentarán en el punto PN9. Para esta cuenca se propone un intervalo de tiempo de medición de valores de una hora.

#### **3.4.2 TAMAÑO DE LA RED Y ESTRUCTURA DE DATOS**

Se propone una red como la que se muestra en la Figura 3.4. Tres capas con tres neuronas en cada una. Las matrices de pesos serán por consiguiente  $M1[15,3]$  y  $M2[3,3]$ . La estructura de los datos se indica debajo de cada neurona. Con esta estructura se pretende que la red correlacione los vectores de entrada  $(tk, tk+1, tk+2)$  en los puntos PN3, PN4, PN5, PN6 y PN7, con los vectores  $(tk+3, tk+4, tk+5)$  en el punto PN9. Lo cual se hace mediante el proceso denominado entrenamiento. Una vez obtenidas las matrices de pesos, es posible utilizar la red en predicciones a priori.

### **3.4.3 FORMACIÓN DE PATRONES**

Cada pareja de ejemplos debe formarse siguiendo el mismo orden de los datos establecido en la estructura de la red. Contando con una tabla de datos de los puntos PN3, PN4, PN5, PN6, PN7 y PN9 ordenados como en la tabla 2.1 del ejemplo numérico. La formación de los patrones de datos de entrada y salida se indica en una tabla guía (ver Tabla 3.4). Los datos de esta tabla, normalizados, son los que se introducen al programa Backprop, eliminando las dos primeras columnas. El programa solicita el número de capas y de neuronas en cada capa.

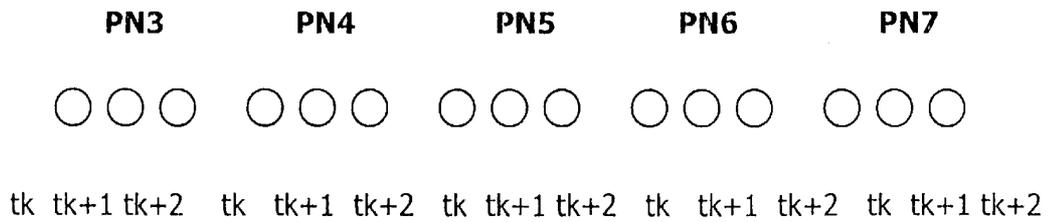
### **3.4.4 ENTRENAMIENTO Y PREDICCIÓN**

Una vez formada la tabla de patrones de datos normalizados, se inicia el procedimiento iterativo de modificar los pesos; esto es, el entrenamiento. Se debe encontrar el número adecuado de ciclos para lograr el mejor funcionamiento de la red, en su respuesta a eventos conocidos, no usados en el entrenamiento (predicción a posteriori). Una vez hecho este procedimiento la red puede usarse en predicciones a priori, contando con datos de los sitios de entrada en el menor tiempo posible después de que se generan.

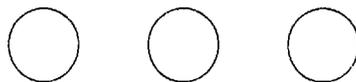
**MADRE VIEJA**

**TAMAÑO Y ESTRUCTURA DE DATOS DE LA RED**

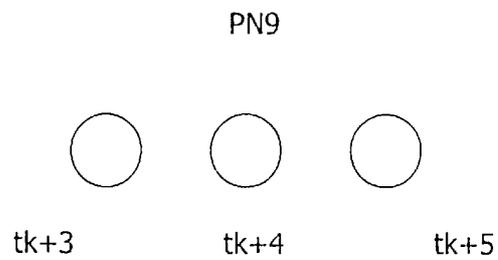
**PATRON DE ENTRADA**



**PATRON INTERMEDIO**



**PATRON DE SALIDA**



**Figura 3.4**

**Tabla 3.6**

Evento o avenida	Indice k	PN3 tk	PN3 tk+1	PN3 tk+2	PN4 tk	PN4 tk+1	PN4 tk+2
1	0	t0	t1	t2	t0	t1	t2
1	1	t1	t2	t3	t1	t2	t3
1	2	t2	t3	t4	t2	t3	t4
1	3	t3	t4	t5	t3	t4	t5
1	4	t4	t5	t6	t4	t5	t6
1	5	t5	t6	t7	t5	t6	t7
1	n	tn	tn+1	tn+2	tn	tn+1	tn+2

**Tabla 3.7**

Evento o avenida	Indice k	PN5 tk	PN5 tk+1	PN5 tk+2	PN6 tk	PN6 tk+1	PN6 tk+2
1	0	t0	t1	t2	t0	t1	t2
1	1	t1	t2	t3	t1	t2	t3
1	2	t2	t3	t4	t2	t3	t4
1	3	t3	t4	t5	t3	t4	t5
1	4	t4	t5	t6	t4	t5	t6
1	5	t5	t6	t7	t5	t6	t7
1	n	tn	tn+1	tn+2	tn	tn+1	tn+2

**Tabla 3.7**

Evento o avenida	Indice k	PN7 tk	PN7 tk+1	PN7 tk+2	PN9 tk+3	PN9 tk+4	PN9 tk+5
1	0	t0	t1	t2	t3	t4	t5
1	1	t1	t2	t3	t4	t5	t6
1	2	t2	t3	t4	t5	t6	t7
1	3	t3	t4	t5	t6	t7	t8
1	4	t4	t5	t6	t7	t8	t9
1	5	t5	t6	t7	t8	t9	t10
1	n	tn	tn+1	tn+2	tn+3	tn+4	tn+5

#### 4 REFERENCIAS

Daniell, T.M., 1991. Neural networks: Applications in Hidrology and Water Resources Engineering. International Hydrology & Water resources Symposium, pp. 797-802, Perth 2-4, October 1991.

Fu, L.M., 1994. Neural networks in computer intelligence. McGraw-Hill, Inc.  
Minsky, M., and S. Papert, 1988. Perceptrons, MIT Press, Cambridge, Mass., 1969. (Expanded edition, Cambridge, Mass.)

Linsley, R., Kohler, M. and Paulhus, J., 1982, Hydrology for engineers, McGraw-Hill Company, New York.

Ortega-Ruiz, R., 1993. Identificación del primer arribo de fase S mediante redes neuronales. Memorias del X congreso nacional de ingeniería sísmica, Puerto Vallarta, Jal. México.

Rao V. B. and Rao H. V., 1993. C++ neural networks and fuzzy logic. ed. MIS: Press, New York, USA, 408 pp.

Ruiz-Suarez, J.C., R. Smith, J. Torres and L.G. Ruiz, 1994. Short-term forecasting of ozono by means of a bidirectional associative memory. In AIENG 94, Computational Mechanics Publications.

Rumelhart, D. E., J. L. MacClelland, and de PDP Research Group, 1986. Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, vol. 1, MIT Press, Cambridge, Mass.

The Integrated Land and Water Information System (ILWIS), 1997, Applications guide, v. 2.1 for Windows, International Institute for Aerospace Survey & Earth Sciences, Enschede, The Netherlands.

Toledo, V., 1994. Redes neuronales y predicción hidrológica. Instituto Mexicano de Tecnología del Agua. México.

Toledo, V. , 1996. Predicción de escurrimientos usando redes neuronales. Memorias del XVII congreso Latinoamericano de Ingeniería Hidráulica. Guayaquil, Ecuador.

Toledo, V., 1997. Redes Neuronales en modelado hidrológico: predicción de avenidas en la presa Huites. Tesis de maestría en ingeniería hidráulica, DEPMI, Universidad Nacional Autónoma de México.

Winjker, L., 2000, Apuntes del curso "Geo-hazard zonation using GIS for the Central American Region", Regional Action Program Central America RAP-CA, International Institute for Aerospace Survey & Earth Sciences, Enschede, The Netherlands.